



Implementasi Jaringan Saraf Tiruan Berbasis Algoritma *Backpropagation* untuk Prediksi Jumlah Penduduk di Provinsi Nusa Tenggara Barat

(Implementation of an Artificial Neural Network Based on the *Backpropagation* Algorithm for Population Prediction in West Nusa Tenggara Province)

Ajik Malik Saputra¹, Irene Salsabila², Rizka Purnama Sari³, Tri Maryono Rusadi^{4*}

¹ Program Studi Matematika, Universitas Mataram, Indonesia

ABSTRACT

Population change is an important indicator in regional development planning because it is directly related to the provision of public services, infrastructure development, and socio-economic policy formulation. Therefore, predictive methods that can handle nonlinear and complex data patterns are required. This study applies the Backpropagation algorithm in an Artificial Neural Network (ANN) to predict the population of West Nusa Tenggara Province based on annual data from 1995–2024 obtained from the Central Bureau of Statistics (BPS). The data were processed using Min-Max normalization with a four-year input pattern and a one-year target. The dataset was then divided into 80% training data and 20% testing data. Three network architectures were evaluated, namely 4-15-1, 4-10-1, and 4-5-1, to determine the most optimal network structure. The results show that the 4-15-1 architecture provides the best performance, indicated by the lowest and most stable Mean Absolute Percentage Error (MAPE) during the 2019–2024 testing period, which is 2,78%. This suggests that a larger number of hidden neurons is more effective in capturing population growth patterns. Based on these findings, the ANN model with the 4-15-1 architecture is considered suitable for predicting the population of West Nusa Tenggara Province in 2025 and can support regional development planning and decision-making. This approach also demonstrates the potential of artificial intelligence methods in population analysis and sustainable regional development planning.

Keywords: backpropagation, artificial neural network, west nusa tenggara, population prediction, time series

ABSTRAK

Perubahan jumlah penduduk merupakan indikator penting dalam perencanaan pembangunan daerah karena berkaitan langsung dengan penyediaan layanan publik, pembangunan infrastruktur, dan perumusan kebijakan sosial ekonomi. Oleh karena itu, diperlukan metode prediksi yang mampu menangani pola data yang bersifat nonlinier dan kompleks. Penelitian ini menerapkan algoritma Backpropagation pada Jaringan Saraf Tiruan (JST) untuk memprediksi jumlah penduduk Provinsi Nusa Tenggara Barat berdasarkan data tahunan periode 1995–2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Data diproses menggunakan normalisasi Min-Max dengan pola empat tahun sebagai input dan satu tahun sebagai target. Dataset kemudian dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Tiga arsitektur jaringan diuji, yaitu 4-15-1, 4-10-1, dan 4-5-1, guna menentukan struktur jaringan yang paling optimal. Hasil pengujian menunjukkan bahwa arsitektur 4-15-1 memberikan kinerja terbaik, ditunjukkan oleh

* Corresponding author
e-mail: rosadi2005@gmail.com



nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang paling rendah dan stabil selama periode pengujian 2019–2024 yaitu sebesar 2,78%. Hal ini menunjukkan bahwa jumlah neuron tersembunyi yang lebih besar mampu menangkap pola pertumbuhan penduduk secara lebih akurat. Berdasarkan hasil tersebut, model JST dengan arsitektur 4-15-1 dinilai layak digunakan untuk memprediksi jumlah penduduk Provinsi Nusa Tenggara Barat pada tahun 2025 serta dapat mendukung proses perencanaan dan pengambilan keputusan pembangunan daerah. Pendekatan ini juga menunjukkan potensi penerapan metode kecerdasan buatan dalam analisis kependudukan dan perencanaan pembangunan yang berkelanjutan di tingkat daerah provinsi.

Keywords: *backpropagation*, jaringan saraf tiruan, nusa tenggara barat, prediksi penduduk, *time series*

DOI: <https://doi.org/10.35746/jsn.v4i1.957>

1. Pendahuluan

Perubahan jumlah penduduk merupakan indikator penting dalam menilai dinamika sosial dan ekonomi suatu daerah. Pertumbuhan penduduk yang cepat dapat menimbulkan tantangan bagi pemerintah, seperti pemenuhan kebutuhan dasar, Pendidikan, dan infrastruktur. Sebaliknya, pertumbuhan yang lambat dapat menurunkan produktivitas dan memperkambat Pembangunan. Di Nusa Tenggara Barat (NTB), dinamika kependudukan bervariasi antar kabupaten/kota, dipengaruhi oleh kelahiran, migrasi, dan urbanisasi. Karena itu, proyeksi jumlah penduduk diperlukan untuk mendukung perencanaan Pembangunan yang lebih tepat sasaran dan berkelanjutan (BPS NTB., 2023). Metode statistik seperti regresi linier atau ARIMA sering digunakan untuk memprediksi populasi, namun metode ini kurang efektif menghadapi pola data non-linear dan kompleks. Faktor-faktor demografis saling berinteraksi dinamis, sehingga pendekatan berbasis machine learning lebih sesuai. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) mampu mengenali pola tersembunyi dalam data tanpa memerlukan asumsi matematis tertentu (Asih et al., 2018). Arsitektur JST dengan metode *backpropagation* terbukti unggul dalam prediksi data time-series, termasuk prediksi jumlah penduduk, karena kemampuannya meminimalkan kesalahan melalui pembelajaran berulang (Marthasari et al., 2021).

Algoritma *backpropagation* bekerja dengan menyesuaikan bobot jaringan berdasarkan kesalahan prediksi yang dihasilkan. Proses ini dilakukan secara berulang hingga tingkat akurasi yang diinginkan tercapai (Adriatasya & Suhendro, 2025). Dalam konteks prediksi penduduk, parameter seperti learning rate, jumlah neuron, dan jumlah epoch sangat berpengaruh terhadap hasil akhir. Beberapa penelitian di Indonesia menunjukkan bahwa konfigurasi model yang dapat menghasilkan Tingkat kesalahan yang rendah dan prediksi yang lebih stabil terhadap fluktuasi data kependudukan tahunan (Haryati & Arsani, 2019). Selain arsitektur dan parameter, kualitas data serta tahapan pra-pemrosesan juga menentukan keberhasilan model. Data yang tidak lengkap atau tidak konsisten dapat menurunkan akurasi, sehingga diperlukan proses normalisasi dan pembagian data latih serta uji (Hambali et al., 2024). Beberapa penelitian membuktikan bahwa JST dengan *backpropagation* mampu menghasilkan kesalahan prediksi di bawah 5% jika variable masukan yang digunakan relevan, seperti angka kelahiran, kematian, dan migrasi. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan ini memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam analisis an perencanaan demografis daerah (Dwipayana, 2024). Selain itu, model JST Backpropagation juga pernah diuji pada prediksi jumlah penduduk miskin di Sumatera Utara, di mana jaringan mampu menghasilkan prediksi yang signifikan terhadap kondisi sosial-ekonomi penduduk (Purbowati, 2023). Penerapan algoritma JST Backpropagation dalam tugas pemodelan prediktif telah terbukti efektif dalam studi-studi seperti prediksi jumlah penduduk nasional menggunakan data demografi di beberapa provinsi (Misrianto, & Siregar, 2024).

Meski akurat, JST dengan *backpropagation* juga memiliki keterbatasan. Model ini *sensitive* terhadap data ekstrem atau perubahan mendadak seperti bencana dan kebijakan pemerintah (Marthasari et al., 2021). Selain itu, jumlah data latih yang sedikit dapat menyebabkan overfitting. Untuk mengatasinya, beberapa peneliti menyarankan pendekatan hibrida yang menggabungkan JST dengan pengetahuan domain local agar hasil prediksi lebih realistis. Pendekatan ini dinilai cocok untuk NTB yang memiliki karakteristik sosial ekonomi unik, seperti

ketergantungan pada sektor pertanian dan Tingkat mobilitas penduduk antar pulau yang tinggi (Safitri, 2018).

Berdasarkan hal tersebut, penerapan JST dengan metode *backpropagation* dalam memprediksi jumlah penduduk di NTB menjadi penting. Model ini diharapkan dapat membantu pemerintah daerah dalam memperoleh estimasi populasi yang lebih akurat sebagai dasar kebijakan Pembangunan berkelanjutan (Asih et al., 2018). Penelitian ini juga berpotensi memperkaya literatur local mengenai penerapan kecerdasan buatan dalam bidang demografi. Selain itu, evaluasi menggunakan metrik seperti MSE dan RMSE akan menunjukkan sejauh mana model dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan Keputusan di Tingkat daerah (Adriatasya & Suhendro, 2025).

2. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen komputasional. Pendekatan ini bertujuan untuk membangun dan menguji model Jaringan Saraf Tiruan (JST) menggunakan algoritma *Backpropagation* dalam memprediksi jumlah penduduk di Provinsi Nusa Tenggara Barat berdasarkan data historis.

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa data jumlah penduduk Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB) yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Data yang digunakan adalah data tahunan jumlah penduduk selama periode 1995-2024.

Adapun tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan sebagai berikut :

1. Pengumpulan data
Pada tahap ini, mengumpulkan data jumlah penduduk Provinsi Nusa Tenggara Barat per tahun selama 30 tahun terakhir. Data tersebut digunakan sebagai dasar dalam proses pembelajaran Jaringan Saraf Tiruan untuk mengenali pola pertumbuhan penduduk.
2. Pembuatan pola data
Data historis yang telah dikumpulkan selanjutnya diolah dengan membentuk pola input dan output. Pola data dibentuk dengan menggunakan data jumlah penduduk pada beberapa tahun sebelumnya sebagai input dan data jumlah penduduk pada tahun berikutnya sebagai *output* (target).
3. Normalisasi data
Sebelum dilakukannya pelatihan, data terlebih dahulu dinormalisasi untuk menyeragamkan skala data dan mempercepat proses konvergensi jaringan. Normalisasi dilakukan dengan mengubah nilai data ke dalam rentang 0,1-0,9 menggunakan metode Min-Max Normalization. Normalisasi ini bertujuan untuk menghindari dominasi nilai besar dan meningkatkan stabilitas pelatihan JST.
4. Pemodelan Jaringan Saraf Tiruan
Pada tahap ini, menentukan arsitektur jaringan saraf tiruan yang akan digunakan. Model JST yang digunakan adalah *Multilayer Perceptron* (MLP) yang terdiri lapisan input (*input layer*) yang sesuai dengan jumlah variabel input, kemudian satu lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dengan jumlah *neuron* tertentu, serta lapisan output (*output layer*) yang menghasilkan nilai prediksi jumlah penduduk.
5. Pelatihan model
Pelatihan model dilakukan menggunakan algoritma *Backpropagation* dengan memanfaatkan data *training* yang telah dinormalisasi. Pada tahap ini, bobot dan bias jaringan disesuaikan secara iteratif melalui proses *forward propagation* dan *backward propagation* untuk meminimalkan nilai kesalahan (*error*). Proses pelatihan dihentikan ketika nilai *error* telah mencapai batas maksimum atau jumlah *epoch* maksimum tercapai.
6. Pengujian model
Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data *testing* yang tidak digunakan pada tahap pelatihan. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang belum dipelajari sebelumnya.
7. Implementasi model untuk prediksi
Model terbaik yang diperoleh dari hasil pelatihan dan pengujian selanjutnya diimplementasikan untuk memprediksi jumlah penduduk NTB pada periode selanjutnya.

8. Evaluasi hasil prediksi

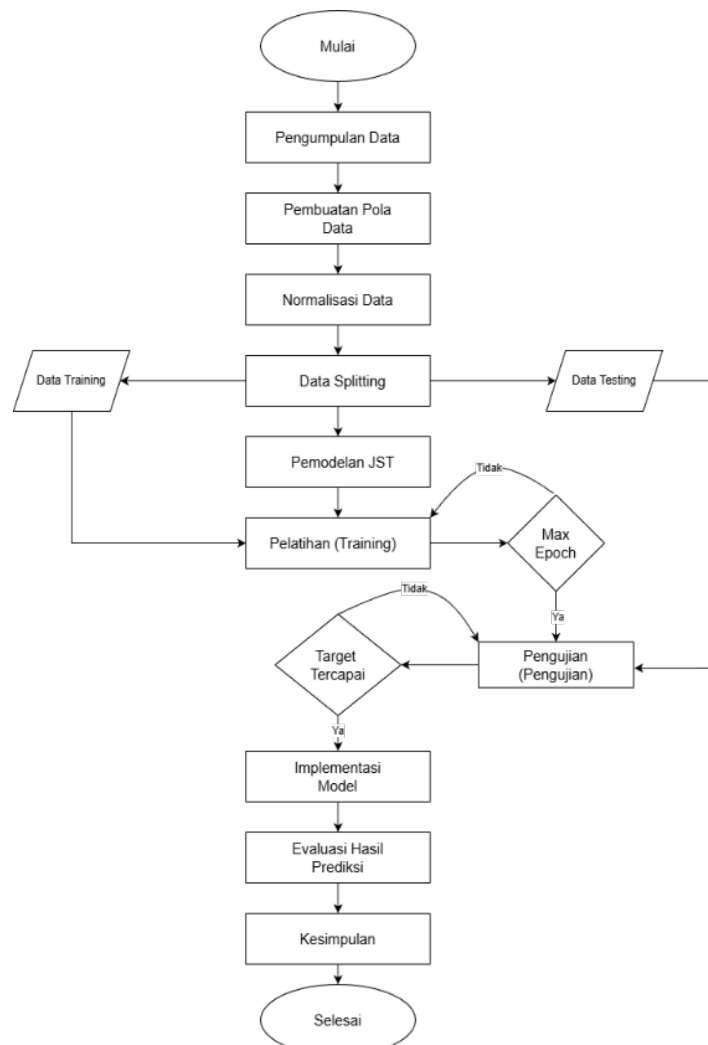
Tahap akhir adalah evaluasi hasil prediksi. Evaluasi dilakukan dengan:

- Menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi.
- Menampilkan grafik perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi.

Nilai MAPE semakin kecil menunjukkan bahwa model JST Backpropagation memiliki performa prediksi yang semakin baik

9. Perangkat dan Tools penelitian

Perangkat yang digunakan dalam penelitian ini meliputi perangkat lunak pengolahan dan pemodelan data yaitu *Google Colab* sebagai lingkungan komputasi berbasis *cloud* untuk mengimplementasikan algoritma *Backpropagation* pada Jaringan Saraf Tiruan. Berikut *Flowchart* penelitiannya:



Gambar 1. Flowchart Penelitian

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Data dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah penduduk yang ada di Provinsi NTB dari tahun 1995-2024. Adapun data tersebut kami peroleh dari web resmi BPS. Untuk datanya dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 1. Data Jumlah Penduduk

No	Tahun	Jumlah
1	1995	3.610.199
2	1996	3.707.700
3	1997	3.717.918
4	1998	3.795.654
5	1999	3.875.311
6	2000	3.860.553
7	2001	3.862.854
8	2002	4.127.519
9	2003	4.005.360
10	2004	4.076.040
11	2005	4.143.292
12	2006	4.257.306
13	2007	4.292.491
14	2008	4.363.756
15	2009	4.434.012
16	2010	4.500.212
17	2011	4.545.650
18	2012	4.587.562
19	2013	4.630.302
20	2014	4.773.795
21	2015	4.835.577
22	2016	4.896.162
23	2017	4.955.578
24	2018	5.013.687
25	2019	5.070.385
26	2020	5.299.870
27	2021	5.387.148
28	2022	5.473.970
29	2023	5.560.287
30	2024	5.646.015

Sumber: Badan Pusat Statistik

3.2. Pembuatan Pola Data

Pada tahap ini peneliti membagi menjadi 4 tahun input dan 1 tahun target, lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 2. Pola Data

No	X1	X2	X3	X4	Target
1	1995	1996	1997	1998	1999
2	1996	1997	1998	1999	2000
3	1997	1998	1999	2000	2001
4	1998	1999	2000	2001	2002
5	1999	2000	2001	2002	2003
6	2000	2001	2002	2003	2004
7	2001	2002	2003	2004	2005
8	2002	2003	2004	2005	2006
9	2003	2004	2005	2006	2007
10	2004	2005	2006	2007	2008
11	2005	2006	2007	2008	2009
12	2006	2007	2008	2009	2010
13	2007	2008	2009	2010	2011
14	2008	2009	2010	2011	2012
15	2009	2010	2011	2012	2013
16	2010	2011	2012	2013	2014
17	2011	2012	2013	2014	2015

No	X1	X2	X3	X4	Target
18	2012	2013	2014	2015	2016
19	2013	2014	2015	2016	2017
20	2014	2015	2016	2017	2018
21	2015	2016	2017	2018	2019
22	2016	2017	2018	2019	2020
23	2017	2018	2019	2020	2021
24	2018	2019	2020	2021	2022
25	2019	2020	2021	2022	2023
26	2020	2021	2022	2023	2024

3.3. Normalisasi Data

Selanjutnya yaitu normalisasi data dimana data data tersebut diubah ke rentang 0,1 - 0,9 tujuannya yaitu untuk menyamakan skala input dan output. Berikut Persamaan yang biasa digunakan untuk menormalisasi data:

$$x' = \frac{(x - x_{min})0,8}{x_{max} - x_{min}} + 0,1 \quad (1)$$

Keterangan:

x = Data asli sebelum normalisasi

x' = Data hasil normalisasi

x_{min} = Data Minimum dari seluruh data

x_{max} = Data Maksimum dari seluruh data

0,1 = Batas bawah rentang Normalisasi

0,8 = Hasil pengurangan batas atas dengan batas bawah rentang normalisasi.

Berikut hasil normalisasi data tersebut:

Tabel 3. Hasil Normalisasi Data

No	Tahun	Hasil Normalisasi
1	1995	0,1000
2	1996	0,1383
3	1997	0,1423
4	1998	0,1729
5	1999	0,2042
6	2000	0,1984
7	2001	0,1993
8	2002	0,3033
9	2003	0,2553
10	2004	0,2831
11	2005	0,3095
12	2006	0,3543
13	2007	0,3681
14	2008	0,3961
15	2009	0,4237
16	2010	0,4497
17	2011	0,4676
18	2012	0,4841
19	2013	0,5009
20	2014	0,5572
21	2015	0,5815
22	2016	0,6053

No	Tahun	Hasil Normalisasi
23	2017	0,6287
24	2018	0,6515
25	2019	0,6738
26	2020	0,7640
27	2021	0,7983
28	2022	0,8324
29	2023	0,8663
30	2024	0,9000

3.4. Penentuan Arsitektur

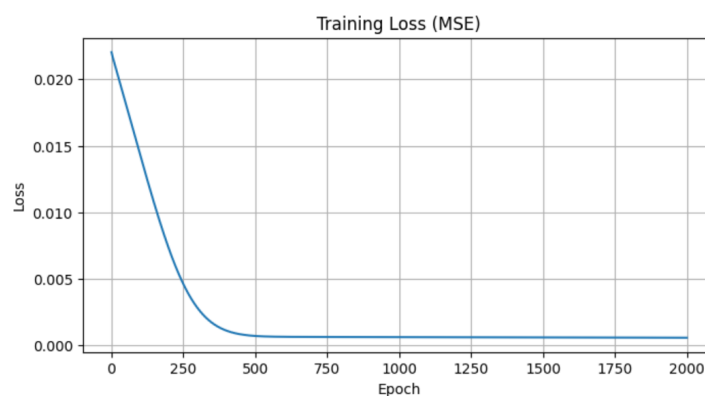
Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap beberapa arsitektur JST, tujuannya adalah untuk memperoleh model dengan kinerja terbaik. Arsitektur yang diuji terdiri dari 4 input layer,

Masing – masing 5, 10, dan 15 neuron pada lapisan Hidden layer, dan 1 pada output, yang dinyatakan sebagai arsitektur 4-5-1, 4-10-1, 4-15-1.

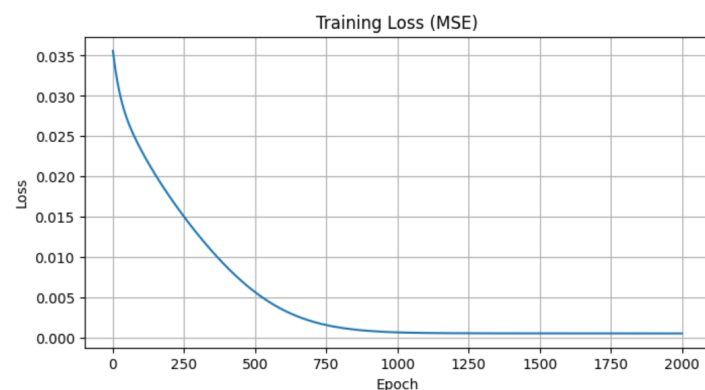
3.5. Proses Training dan Testing

Pada penelitian ini, peneliti membagi data menjadi data *training* dan data *testing* yaitu 80% data *training* dan 20% data *testing*. Dalam Algoritma *Backpropagation*, struktur atau arsitektur jaringan sangat menentukan keberhasilan pencapaian target, karena tidak semua masalah dapat diselesaikan dengan arsitektur yang sama. Arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini adalah jaringan multilayer. Algoritma *Backpropagation* termasuk dalam kategori jaringan *multilayer* tersebut.

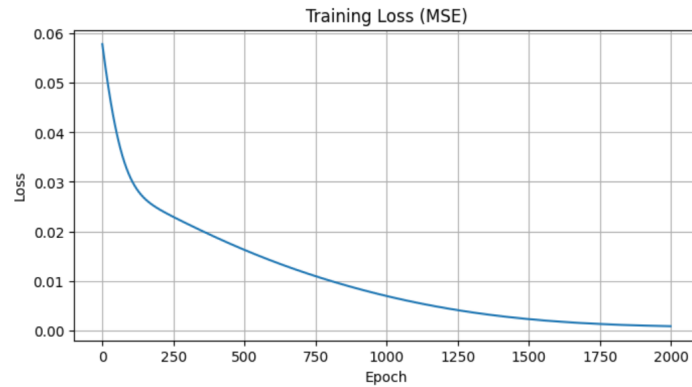
Pada penelitian ini kami memakai *Google Colab* sebagai lingkungan komputasi berbasis *cloud* untuk mengimplementasikan algoritma *Backpropagation* pada Jaringan Saraf Tiruan. Dengan sintaks *python* memudahkan proses pelatihan dan pengujian serta visualisasi hasil secara *real time*.



Gambar 2. Grafik Training Loss MSE Arsitektur 4-15-1



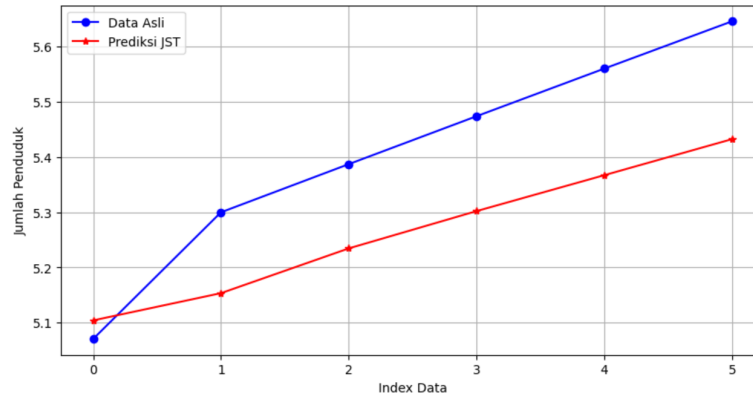
Gambar 3. Grafik Training Loss Arsitektur 4-10-1



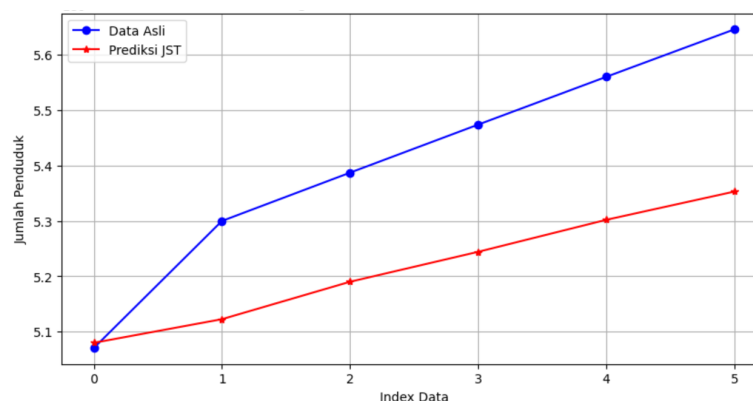
Gambar 4. Grafik *Training Loss* Arsitektur 4-5-1

Berdasarkan grafik *training loss* (MSE) dari ketiga arsitektur JST yang diuji, terlihat bahwa semua arsitektur mengalami penurunan nilai MSE seiring bertambahnya jumlah *epoch*, menandakan bahwa proses pelatihan berjalan dengan baik dan jaringan mampu mempelajari pola data. Meskipun demikian, kecepatan konvergensi dan nilai MSE akhir berbeda antar arsitektur. Arsitektur 4-15-1 menunjukkan penurunan loss yang lebih cepat, mencapai kondisi konvergen sekitar epoch ke-500. Sementara itu, arsitektur 4-10-1 membutuhkan waktu lebih lama, sekitar epoch ke-1000, untuk mencapai konvergensi. Sedangkan arsitektur 4-5-1 paling lambat, baru mencapai konvergensi sekitar epoch ke-1750.

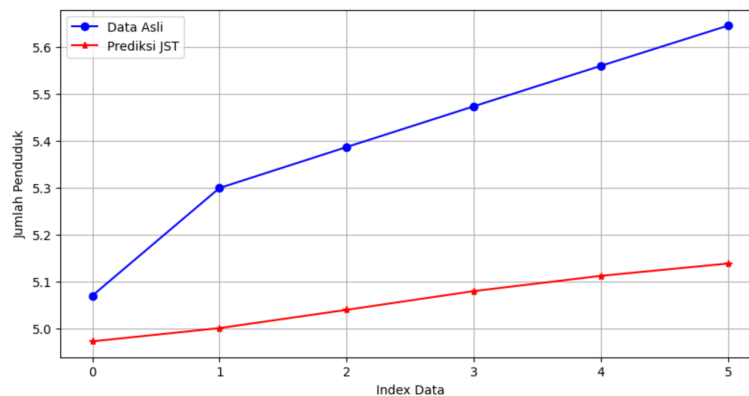
Secara umum, arsitektur dengan jumlah neuron *hidden layer* lebih sedikit cenderung memiliki penurunan *loss* lebih lambat dan nilai MSE akhir yang relatif lebih tinggi. Sebaliknya, arsitektur dengan lebih banyak *neuron* dapat mencapai konvergensi lebih cepat dan menghasilkan MSE akhir yang lebih kecil. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan *neuron* pada *hidden layer* meningkatkan kemampuan jaringan dalam menangkap pola data, sehingga kinerja pelatihan menjadi lebih optimal.



Gambar 5. Perbandingan Data asli dengan prediksi arsitektur 4-15-1



Gambar 6. Perbandingan Data asli dengan prediksi arsitektur 4-10-1



Gambar 7. Perbandingan Data asli dengan prediksi arsitektur 4-5-1

2 Gambar 6, 7, dan 8 adalah plot perbandingan hasil prediksi dengan data aktual dari masing masing arsitektur tersebut. Terlihat bahwa yang paling mendekati data aktual adalah arsitektur 4-15-1, ini menandakan dalam penelitian kali ini dari ketiga arsitektur tersebut arsitektur yang memiliki neuron hidden layer lebih banyak akan memiliki tingkat *error* yang lebih rendah. Adapun dalam menghitung eror tahap testing ini menggunakan MAPE dengan persamaan:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{a_t - b_t}{a_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (2)$$

Keterangan:

n = Jumlah data testing

a_t = Data aktual pada tahun ke t

b_t = Data Hasil Pengujian

Berikut data hasil pengujiannya:

Tabel 4. Hasil pengujian arsitektur 4-15-1

Tahun	Data aktual	Data Prediksi	Presentase Error(%)
2019	5.070.385	5.104.036	0,66
2020	5.299.870	5.153.371	2,76
2021	5.387.148	5.234.494	2,83
2022	5.473.970	5.302.081	3,14
2023	5.560.287	5.367.167	3,47
2024	5.646.015	5.432.532	3,78

$$MAPE = \frac{0,66 + 2,76 + 2,83 + 3,14 + 3,47 + 3,78}{6}$$

$$MAPE = 2,78\%$$

Tabel 5. Hasil pengujian arsitektur 4-10-1

Tahun	Data aktual	Data Prediksi	Presentase Error (%)
2019	5.070.385	5.079.798	0,19
2020	5.299.870	5.122.501	3,35
2021	5.387.148	5.190.104	3,66
2022	5.473.970	5.244.210	4,20
2023	5.560.287	5.302.013	4,64
2024	5.646.015	5.353.028	5,19

$$MAPE = \frac{0,19 + 3,35 + 3,66 + 4,20 + 4,64 + 5,19}{6}$$

$$MAPE = 3,54\%$$

Tabel 6. Hasil pengujian arsitektur 4-5-1

Tahun	Data aktual	Data Prediksi	Presentase Error (%)
2019	5.070.385	4.973.121	1,92
2020	5.299.870	5.001.341	5,64
2021	5.387.148	5.040.276	6,44
2022	5.473.970	5.080.206	7,19
2023	5.560.287	5.112.729	8,05
2024	5.646.015	5.138.973	8,98

$$MAPE = \frac{1,92 + 5,64 + 6,44 + 7,19 + 8,05 + 8,98}{6}$$

$$MAPE = 6,37\%$$

Berdasarkan pengujian terhadap 3 arsitektur Jaringan Saraf Tiruan yaitu 4-15-1, 4-10-1, dan 4-5-1 didapatkan hasil bahwa arsitektur dengan 15 *neuron hidden layer* mampu memberikan Presentase error yang paling sedikit di antara 2 arsitektur yang lain. Maka dari arsitektur 4-15-1 digunakan untuk memprediksi jumlah penduduk pada tahun 2025.

Hasil prediksi jumlah penduduk pada tahun 2025 menggunakan arsitektur 4-15-1 mendapatkan hasil jumlah penduduk yaitu 5.470.160 pada tahun 2025. Hal ini menunjukkan bahwa Algoritma *Backpropagation* mampu memprediksi jumlah penduduk yang akan datang.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penerapan Jaringan Saraf Tiruan dengan algoritma *Backpropagation* mampu menghasilkan prediksi jumlah penduduk Provinsi NTB dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Pengujian terhadap tiga arsitektur jaringan menunjukkan bahwa arsitektur 4-15-1 memiliki kinerja prediksi yang lebih baik dibandingkan 4-10-1 dan 4-5-1, yang ditunjukkan oleh nilai persentase *error* pada data pengujian yang lebih kecil dan stabil pada periode 2019-2024. Evaluasi kinerja model menggunakan MAPE juga menunjukkan bahwa arsitektur 4-15-1 memiliki nilai error yang lebih rendah dibandingkan arsitektur lainnya, sehingga dinilai paling optimal dan dapat digunakan untuk memprediksi jumlah penduduk, pada penelitian ini dengan prediksi jumlah penduduk tahun 2025.

DAFTAR PUSTAKA

- Adriatasya, S. P., & Suhendro, D. (2025). *Komputika : Jurnal Sistem Komputer Prediksi Jumlah Migrasi Penduduk dengan Menerapkan Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Metode Backpropagation Predicting the Number of Population Migration by Applying Neural Networks Using the Backpropagation Method*. 14(1). <https://doi.org/10.34010/0qxqxy82>
- Asih, I., Simbolon, R., Yatussa, F., Wanto, A., & Pendahuluan, I. (2018). *Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia*. 4(2). <https://doi.org/10.26877/jiu.v4i2.2423>
- Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Barat. (2023). *Proyeksi penduduk kabupaten/kota Provinsi Nusa Tenggara Barat 2020–2035: Hasil Sensus Penduduk 2020* (PDF). Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Barat. Diakses dari : <https://ntb.bps.go.id/id/publication/2023/07/14/f5deb488833b01bd89ba7e27/proyeksi-i-penduduk-kabupaten-kota-provinsi-nusa-tenggara-barat-2020-2035-hasil-sensus-penduduk-2020.html>
- Dwipayana, I. M. E. (2024). *Time Series Prediction on Population Dynamics*. Dalam M. R. Radiansyah, T. M. Wardiny, R. Noviyanti, E. N. Kusumaningrum, L. Warlina, Isfarudi, D.

- Nursantika, A. Fauziyyah, M. Permana, D. N. Hakiki & W. Hidayat (Eds.), *Proceedings of the 3rd International Seminar of Science and Technology (ISST 2023)* (Vol. 483, Artikel 03015). E3S Web of Conferences. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202448303015>
- Hambali, H., & Safii, M. (2024). Penerapan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Jumlah Jamaah Haji Pematang Siantar. *JOISIE (Journal Of Information Systems And Informatics Engineering)*, 8(1), 135-143. <https://doi.org/10.35145/joisie.v8i1.3882>
- Haryati, M., & Arsani, O. W. (2019). *Analisis Tingkat Akurasi Model Backpropagation Dalam Prediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di NTB. JurnalRiset Teknologi dan Inovasi Pendidikan*. 2(2), 94-102. <https://journal.rekarta.co.id/index.php/jartika/article/view/299>
- Marthasari, G. I., Astiti, S. A., & Azhar, Y. (2021). *Prediksi Data Time-series menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma Backpropagation Pada Kasus Prediksi Permintaan Beras*. *Jurnal Informatika : JPIT*. 6(3), 187-193. <https://doi.org/10.30591/jpit.v6i3.2627>
- Misrianto, & Siregar, H. (2024). *Optimasi jaringan syaraf tiruan dalam memprediksi jumlah penduduk nasional*. *Industrika: Jurnal Ilmiah Teknik Industri*, 8(2). <https://doi.org/10.37090/indstrk.v8i2.1526>
- Purbowati, S., Dur, S., & Widyasari, R. (2023). *Prediksi jumlah penduduk miskin di Sumatera Utara dengan metode jaringan syaraf tiruan Backpropagation*. *Justek: Jurnal Sains dan Teknologi*, 6(4), 527-535. <https://doi.org/10.31764/justek.v6i4.20091>
- Safitri, L. dkk. (2018). Forecasting the mortality rates of Indonesian population by using neural network. *IOP Conf. Series: Journal of Physics*. 974(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/974/1/012030>